

学校编码: 10384

分类号\_\_\_\_\_ 密级 \_\_\_\_\_

学号: 24320091152008

UDC \_\_\_\_\_

厦门大学

硕 士 学 位 论 文

基于模因算法的动态多目标  
优化问题的研究

Research on Dynamic Multi-objective Optimization  
Problems Based on Memetic Algorithm

李艺贞

指导教师姓名: 曾 文 华 教 授

专 业 名 称: 计算机软件与理论

论文提交日期: 2 0 1 2 年 5 月

论文答辩日期: 2 0 1 2 年 6 月

学位授予日期: 2 0 1 2 年 6 月

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_

评 阅 人: \_\_\_\_\_

2012年5月

# 厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下,独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果,均在文中以适当方式明确标明,并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范(试行)》。

另外,该学位论文为( )课题(组)的研究成果,获得( )课题(组)经费或实验室的资助,在( )实验室完成。(请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称,未有此项声明内容的,可以不作特别声明。)

声明人(签名):

年 月 日

# 厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

（        ） 1.经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，  
于        年        月        日解密，解密后适用上述授权。

（ ☒ ） 2.不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年        月        日

## 摘要

在现实世界中，往往存在着许多动态的多目标优化问题，由于此类问题具有多个依赖时间或环境的目标，并且这些目标可能是相互冲突、不可公度的，加之此类问题的最优解会随着时间而发生改变，因而通常很难设计出一种通用而又有效的方法来求解此类问题。本文提出了一种基于模因算法（MA: Memetic Algorithm）的动态多目标优化方法，并进行实验，获得了一些有意义的结果。

论文的主要工作如下：

（1）问题描述与相关理论研究综述。主要包含动态多目标优化问题的定义及其特征的描述，进化算法在动态多目标优化问题的研究进展与研究目标的综述，动态多目标优化问题的测试函数及评价指标的总结。

（2）提出了一种基于模因算法的动态多目标优化方法。该方法主要包含四个模块：进化算法模块、局部优化模块，变化检测模块和全局与局部搜索平衡控制模块。进化算法模块采用快速非支配排序和拥挤距离算子来查找种群中的非支配前沿；局部优化模块使用局部爬山和模拟退火算法作为局部模因算子，对精英个体进行局部优化；变化检测模块和全局与局部搜索平衡控制模块负责检测环境是否发生变化，若发生变化则根据检测到的变化量的大小来选择对应的局部模因算子以及改变该算子的局部搜索深度。本文提出的优化方法与基于进化算法的优化方法相比具有以下 3 个优点：①采用快速非支配排序和拥挤距离计算，能够更快找到非支配个体；②采用局部优化能够改善种群结构，较好的保持种群的多样性，具备较高的局部寻优能力，可以加快种群的收敛速度；③采用动态检测及全局与局部搜索平衡控制可以检测变化的剧烈程度，对此做出相应的反应，能够加快算法对环境变化的响应。

（3）实验仿真与结果分析。通过设置多组实验参数求解三个动态多目标测试问题，将基于模因算法的动态多目标优化方法与 DMSGAI-A 算法的优化结果进行对比，实验结果表明基于模因算法的动态多目标优化方法所取得的最优解集的整体性能要比 DMSGAI-A 算法的最优解集好，收敛速度更快。

**关键词：**动态多目标优化；模因算法；局部模因算子

## Abstract

In our world, there are many dynamic multi-objective optimization problems. This kind of optimization problems often has multiple goals. It is often difficult to design a universal method to solve this kind of optimization problems. This paper designed a method that based on the memetic algorithm for dynamic multi-objective optimization problems, and then experiment with some interesting results.

The main work of the paper is as follows:

(1) Description of the problem and Summary of related theoretical studies. In this paper, the definition and characteristics of the dynamic multi-objective optimization problem is described, the research progress and research goals of the evolutionary algorithm that is applied to the dynamic multi-objective optimization problem are described, then summarizes the dynamic multi-objective optimization problem of testing functions and evaluation.

(2) Research and design an algorithm based on the memetic algorithm for solving dynamic multi-objective optimization problem. This algorithm will improve the genetic algorithm combined with local search algorithms. There are four module of this algorithm, and the function of these module are shown as follow: The evolutionary algorithm module uses a fast non-dominated sorting and crowding distance calculation to find the populations of the Non-dominated cutting-edge; The local optimization module use local climbing and simulated annealing for the meme operator; The detected module detect the change of the problem, and then the balance control module according to the intensity of detected change select a corresponding meme operator.

(3) The simulation and analysis of results. Solving through multiple sets of experiments, and then compared the optimization results of meme-tic algorithm with the results of the DMSGAI-A. The results showed that the optimizing effect of meme-tic algorithm is much better than DMSGAI-A algorithm.

**Key Words:** Dynamic Multi-objective Optimization Problems; Memetic Algorithm; Local Meme Operator

## 目 录

<b>第一章 绪论 .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 引言 .....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 动态多目标优化问题的研究现状 .....</b>	<b>2</b>
1.2.1 基于遗传算法的动态优化方法研究现状.....	3
1.2.2 基于免疫算法的动态优化方法研究现状.....	5
1.2.3 基于粒子群算法的动态优化方法研究现状.....	5
1.2.4 基于其他进化类算法的动态优化方法研究现状.....	7
<b>1.3 模因算法在国内外的研究现状 .....</b>	<b>8</b>
1.3.1 模因算法在国内的研究现状.....	8
1.3.2 模因算法在国外的研究现状.....	9
<b>1.4 本文的主要内容与结构安排 .....</b>	<b>12</b>
<b>第二章 动态多目标优化问题的基本理论 .....</b>	<b>13</b>
<b>2.1 动态多目标优化问题的定义 .....</b>	<b>13</b>
2.1.1 DMOP 基本概念 .....	13
2.1.2 DMOP 的重要特征和要素 .....	14
<b>2.2 进化算法 .....</b>	<b>15</b>
2.2.1 进化算法的工作原理.....	15
2.2.2 进化算法的特点.....	17
<b>2.3 基于进化算法的动态多目标优化研究进展与目标 .....</b>	<b>17</b>
2.3.1 研究进展.....	17
2.3.2 研究目标.....	20
<b>2.4 动态多目标优化的测试问题 .....</b>	<b>21</b>
<b>2.5 动态多目标优化算法的性能评价指标 .....</b>	<b>22</b>
<b>2.6 小结 .....</b>	<b>25</b>
<b>第三章 基于模因算法的动态多目标优化方法 .....</b>	<b>26</b>
<b>3.1 模因算法的基本理论 .....</b>	<b>26</b>

3.1.1 模因算法的基本原理.....	26
3.1.2 模因算法的特点.....	30
3.2 基于模因算法的动态多目标优化方法的主框架 .....	31
3.3 进化算法模块的设计 .....	34
3.3.1 进化算法模块的主流程设计.....	34
3.3.2 改进的快速非支配排序算法.....	37
3.3.3 拥挤距离算子.....	40
3.4 局部优化模块的设计 .....	42
3.4.1 基于爬山算法的局部优化方法设计.....	45
3.4.2 基于模拟退火算法的局部优化方法设计.....	45
3.5 变化检测模块和全局与局部搜索平衡控制模块设计 .....	46
3.6 小结 .....	48
第四章 实验与结果分析 .....	49
4.1 实验环境 .....	49
4.1.1 DMOP 的测试函数.....	49
4.1.2 实验参数设置.....	52
4.2 实验结果分析 .....	53
4.2.1 算法性能的评测方法.....	53
4.2.2 实验结果与分析.....	54
4.3 小结 .....	63
第五章 总结与展望 .....	64
5.1 总结 .....	64
5.2 下一步工作展望 .....	65
参考文献 .....	66
致 谢.....	73
附 录.....	74

# Contents

<b>Chapter 1 Introduction.....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Research purpose and meaning.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Research Status on dynamic multi-objective optimization problems .....</b>	<b>2</b>
1.2.1 Research Status of Genetic Algorithms in DMOP.....	3
1.2.2 Research Status of Immune Algorithm in DMOP .....	5
1.2.3 Research Status of Particle swarm algorithm in DMOP.....	5
1.2.4 Research Status of Other evolutionary algorithms in DMOP.....	7
<b>1.3 Research Status on Memetic Algorithm.....</b>	<b>8</b>
1.3.1 Research Status on Memetic Algorithm In the domestic.....	8
1.3.2 Research Status on Memetic Algorithm Outside the domestic.....	9
<b>1.4 The main arrangement and content.....</b>	<b>12</b>
<b>Chapter 2 The basic theory of DMOP .....</b>	<b>13</b>
<b>2.1 the definition of DMOP .....</b>	<b>13</b>
2.1.1 the basic concepts of DMOP.....	13
2.1.2 elements of DMOP .....	14
<b>2.2 Evolutionary algorithm .....</b>	<b>15</b>
2.2.1 the working principle of Evolutionary algorithm .....	15
2.2.2 the characteristics of Evolutionary algorithm .....	16
<b>2.3 the research's progress and goals of EA for DMOP .....</b>	<b>17</b>
2.3.1 the research's progress of EA for DMOP .....	17
2.3.2 the research's goals of EA for DMOP.....	20
<b>2.4 Test problems of DMOP .....</b>	<b>21</b>
<b>2.5 Evaluation Method of DMOP.....</b>	<b>22</b>
<b>2.6 Chapter Summary .....</b>	<b>25</b>
<b>Chapter 3 The algorithm base on MA for DMOP .....</b>	<b>26</b>
<b>3.1 the basic theory of MA .....</b>	<b>26</b>



3.1.1 The basic principles of MA.....	26
3.1.2 The characteristics of MA.....	30
<b>3.2 The main framework of the algorithm base on MA for DMOP .....</b>	<b>31</b>
<b>3.3 The algorithm design of evolutionary module.....</b>	<b>34</b>
3.3.1 The main process design of evolutionary module .....	34
3.3.2 Improved fast non-dominated sorting algorithm .....	37
3.3.3 Crowding distance operator .....	40
<b>3.4 The algorithm design of Local optimization module .....</b>	<b>42</b>
3.4.1 The main process design of Hill-climbing algorithm .....	45
3.4.2 The main process design of Simulated Annealing algorithm .....	45
<b>3.5 Change detection module, the search balance control module.....</b>	<b>46</b>
<b>3.6 Chapter Summary .....</b>	<b>48</b>
<b>Chapter 4 The simulation and results analysis .....</b>	<b>49</b>
<b>4.1 The simulation .....</b>	<b>49</b>
4.1.1 The selection of DMOP'S Test problems .....	49
4.1.2 The control of running parameters.....	52
<b>4.2 Comparison and analysis of experimental results .....</b>	<b>53</b>
4.2.1 Performance evaluation of Algorithm.....	53
4.2.2 Analysis of results .....	54
<b>4.3 Chapter Summary .....</b>	<b>63</b>
<b>Chapter 5 conclusion and prospect .....</b>	<b>64</b>
<b>5.1 Conclusion .....</b>	<b>64</b>
<b>5.2 Outlook and Prospects.....</b>	<b>65</b>
<b>References .....</b>	<b>66</b>
<b>Acknowledgements .....</b>	<b>73</b>
<b>Appendix.....</b>	<b>74</b>

## 第一章 绪论

### 1.1 引言

在现实生活中的很多领域，如网络通信、数据挖掘及大规模数据处理、车间的生产调度、城市运输管理、财务及资本预算等诸多需要优化的领域，常常会遇到很多复杂的接近现实生活的一些优化问题。而在这些众多的优化问题中存在着这样的一类问题，根据它们所抽象出来的目标函数或者是约束条件，通常会在求解问题的过程中，随着时间的变化也跟着发生变化，从而致使问题的最优解也跟着发生变化，这一类的优化问题被统称为动态优化问题(DOPs: Dynamic Optimization Problems)<sup>[1]</sup>。这类问题根据目标是否多个通常可以分为动态单目标优化问题(DSOPs: Dynamic Simple objective Optimization Problems)和动态多目标优化问题(DMOPs: Dynamic Multi-objective Optimization Problems)<sup>[2]</sup>。

在过去的几十年里，研究人员大多都是致力于静态优化问题的研究，直到近几年，动态优化问题才引来了越来越多的研究者的兴趣。在动态环境下，当前对于动态优化问题的研究也主要集中在动态单目标优化问题，对动态多目标优化的研究成果还比较少。国际上，对动态多目标优化的研究也才刚刚起步，相应的理论研究并不多，只有少量研究成果。另外，这些成果比较多的是针对时间变量取值于离散空间的动态多目标优化问题而设计的算法，甚至也有一些是将原来的静态多目标优化进化算法直接应用于动态多目标优化问题的求解。

由于动态多目标优化问题具有多个依赖时间或环境的目标，并且这些目标可能是相互冲突、不可公度的，在加上它的最优解也会随时间的变化而发生改变，因而对动态多目标优化问题的求解优化显得比较困难，通常很难设计出一种通用的有效求解方法。然而现实生活存在着许许多多的随时间变化而变化的动态多目标优化问题，所以针对动态多目标优化问题进行深入研究，设计出一种具有较高的自适应能力的求解方法是十分有意义的。

进化算法(EA: Evolutionary Algorithm)的出现为求解动态多目标优化问题带来了新的生机和希望，目前已经出现了许多有效的基于进化算法的动态优化方

法。但是由于进化算法本身具有其两个严重的缺点：容易导致过早收敛和在进化后期搜索效率低，在加上动态多目标优化问题自身的特点，这也就决定了使用进化算法求解动态多目标优化问题中随时间变化的最优解，是一项复杂而困难的工作。模因算法是近些年进化计算领域的一个研究热点，它是基于达尔文的自然进化理论和道金斯的文化进化思想而衍生的一种将进化算法和局域搜索(LS: Local Search)结合在一起的混合算法，通常也被称为遗传局域搜索(GLS: Genetic Local Search)<sup>[3]</sup>。在模因算法的框架内，进化算法通常被用于执行广域搜索，局部搜索策略则通常被用于对种群中的某些个体执行局部优化，从而能够使得算法在广域探索和局部寻优能力之间保持较好的平衡。值得注意的是，尽管近年来，模因算法已经被成功地应用于解决很多复杂的静态优化问题<sup>[4,5]</sup>，但是针对动态环境中多目标优化问题的研究还很少。

因此，针对动态多目标优化问题的特点，将模因算法应用于动态多目标优化问题的求解是非常有意义的科研课题。本文在模因算法的基础上，设计出了一种基于模因算法的动态多目标的优化方法，该方法将遗传算法与局部搜索算法结合，主要包含四个模块：进化算法模块，局部优化模块，变化检测模块和全局与局部搜索平衡控制模块。在进化算法模块采用快速非支配排序和拥挤距离算子来查找种群中的非支配前沿，加快查找最优解的速度；在局部优化模块使用爬山算法和模拟退火算法作为局部模因算子，优化进化模块中查找到的精英个体，改善种群的结果，加快收敛速度；变化检测模块在每次的种群迭代过程中检测环境是否发生改变，然后全局与局部搜索平衡模块则根据当前问题的变化程度选择对应的局部模因算子，并改变该算子的局部搜索深度，实现对不同变化的快速反应。

## 1.2 动态多目标优化问题的研究现状

近几十年来，进化算法得到了众多学者的广泛关注，并且已成为优化算法领域研究的一个新的热点，但是大多关于进化算法的研究较多还是集中在解决静态多目标的优化问题。最早关于动态环境中进化计算方法的研究可以追溯到 1966 年<sup>[6]</sup>，但是直到上世纪 80 年代中期，动态多目标进化算法(DMOEA: Dynamic Multi-objective Evolutionary Algorithm)的研究才成为众多学者的研究热点之一

[7]。近几年来,许多国际会议(比如 GECCO2002、WCCI2002 以及 CEC2003 等等)上都有关于进化算法在动态环境中应用方面的论文发表,特别是 2004、2006 年已经召开的三届欧洲随机和动态环境下的进化算法研讨会为动态进化优化方法开辟了相关的研究专题讨论。在我国,比较有代表性的是学者康立山教授<sup>[8]</sup>、刘宝碇教授<sup>[9, 10]</sup>等也在动态系统和不确定规划方面做出的重要研究工作。

目前较为流行的基于演化算法的动态优化算法研究主要可以分为基于遗传算法的动态优化算法,基于免疫算法的动态优化算法,基于粒子群优化算法的动态优化算法以及基于其他演化类算法的动态优化算法 4 大类。下面将分别介绍这几类算法的发展与研究现状。

### 1.2.1 基于遗传算法的动态优化方法研究现状

遗传算法(GA: Genetic Algorithm)是最早被用于解决动态优化问题的一类演化算法,它是模拟生物进化过程中优胜劣汰规则与群体内部染色体信息交换机制的一类处理复杂优化问题的方法,是一种基于群体的启发式搜索算法。

近年来,动态环境下多目标优化的改进遗传算法的研究也越来越引起学者的关注,不少学者已经开始了这方面的研究。下面介绍一些比较具备影响力的优化方法:

Bingul<sup>[11]</sup>利用模糊推理系统控制遗传算法中的交叉和变异概率,获得一种适用于动态环境多目标优化的遗传算法,算法的收敛性能较好,但是所获 Pareto 前沿分布性能较差,分布不均匀,而造成这样结果的原因是算法中需要建立恰当的模糊规则,但模糊规则却是不可控的,难以建立合适的模糊规则。

F.M.Farina<sup>[12]</sup>等则给出了一类动态多目标优化问题的数学描述,并且在已有的静态多目标优化问题的基础上,设计了一组动态多目标优化的测试问题(FDA 系列),同时在文章中提出了一种邻域搜索算法,该算法的目的在于产生少数但具有良好分布性的非支配解集,算法在性能测试的角度上取得了对环境的跟踪能力,但是该算法的计算复杂度偏高,实时性也需要很大的改进。

H.G.Cobb<sup>[13]</sup>提出了一种称为超变异(Hyper-mutation)的方法,该方法通过在环境变化后增加个体的变异概率的方式来增加种群的多样性,这样就扩大了个

体在新环境解空间的分布范围,增加了算法对新环境的探索能力,有利于快速适应动态环境的变化。但这种方法存在一个不足,即在使用随机变异增大群体多样性的同时,历史群体的搜索信息也会随之而减少,从而致使算法的收敛性能也受到了影响。

J.J.Grefenstette<sup>[14]</sup>提出了一种称为随机移民的策略(Random Immigrants Scheme)。该方法在每一代选择交叉产生新个体后,算法都会随机产生一些个体用于取代原种群中的部分个体。这种随机个体替代原个体的策略也可以看成是种群中的部分个体发生了超强的变异,也就是在环境变化后增加了种群的多样性。由于有了这些随机移民的个体,算法的搜索范围得到扩大,从而增加了算法对于新环境的探索能力,提高了算法对动态环境变化的适应能力。

AiminZhou<sup>[15]</sup>等提出了一种基于预测的种群重启(Prediction-Based Population Reinitialization)动态多目标优化进化算法。H.Iason等人<sup>[16]</sup>在求解动态单目标优化进化算法基础上提出了一种向前估计方法(Forward Looking Approach)。这两种方式都使用了过去的信息对环境变化进行预测,使种群朝着预测的方向进化,从而提高了算法对动态变化的跟踪反应能力。

另外,许多用于求解静态多目标优化问题的进化算法,如NSGA-II, SPEA-II, MSOPS, MOEA-II在经过扩展和改进后也被应用于求解动态多目标优化问题。比较具代表性的是,Deb.K<sup>[17]</sup>在静态的多目标进化算法NSGA-II的基础上,针对动态多目标优化的特点,设计了动态检测算子,通过改进初始种群的产生方式,提出了动态多目标优化进化算法DNSGAII-A和DNSGAII-B。这两个算法的主要区别在于:在环境发生变化后,需要重新生成初始群体时,前一种算法采用插入少量的随机个体方式扩大种群的多样性,而后一种算法则是采用插入少量的变异个体的方式。这两种算法都采用快速非支配排序以及拥挤距离算子进行个体的评价,使用最优保存、二人联赛选择、SBX交叉和超变异等操作进行群体进化。这两种算法的运行速度快,所获Pareto前沿的分布性较好,但是其收敛性能以及环境跟踪能力仍有待进一步改善。

### 1.2.2 基于免疫算法的动态优化方法研究现状

人工免疫系统是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法,它实现一种受生物免疫系统启发,通过学习外界物质的自然防御机理的学习技术,提供噪声忍耐、无教师学习、自组织、记忆等进化学习机理,结合了分类器、神经网络、机器推理等系统的一些优点,因此具有提供新颖的解决问题方法的潜力<sup>[18]</sup>。关于人工免疫系统的相关论文和研究成果正在逐年增加,其研究成果涉及控制、数据处理、优化学习、故障诊断等许多领域。人工免疫系统已经成为继神经网络、模糊逻辑和进化计算后,人工智能的又一个研究热点。

在国内,有一些基于免疫原理 (Immune Mechanism)的动态多目标优化算法也相继出现。2005 年,尚荣华等人<sup>[18]</sup>提出了克隆选择动态多目标优化算法 (ICADMO: Immune Clonal Algorithm for Dynamic Multi-objective Optimization),该算法改进了现有的克隆策略,利用非均匀变异、抗体间距离等方法很好地保持了所得解的多样性、均匀性和收敛性,但是该算法对非均匀变异的参数较敏感;而后,又基于免疫遗忘概念和免疫应答的动态过程,提出了免疫遗忘动态多目标优化算法 (IFDMO: Immune Forget for Dynamic Multi-objective Optimization),该算法求得的最优解在其多样性方面体现出了比 ICADMO 算法更好的效果<sup>[19]</sup>;2007 年,钱淑渠等<sup>[20]</sup>根据免疫系统具备的自适应性、免疫记忆、多样性及动态平衡维持等功能,提出了一种动态的多目标免疫优化算法 (DMIOA: Dynamic Multi-objective Immune Optimization Algorithm),并将该算法与 DBM, NSGA-II 及 SPEA2 等算法,在不同类型的测试问题上进行比较和分析,论证了 DMIOA 在跟踪速度和执行效果上的优越性。

### 1.2.3 基于粒子群算法的动态优化方法研究现状

粒子群优化算法(PSO: Particle Swarm Optimization)是由 Eberhart 于 1995 年提出<sup>[21]</sup>,它是一种通过模拟鱼群和鸟群社会行为的新型演化算法。在最近十几年来,粒子群优化算法已经快速发展成为进化计算领域十分活跃的算法,而且也开始慢慢的被应用于解决各类动态优化问题。

2002 年, T.M.Blackwell<sup>[22]</sup>通过使用互斥粒子(带电粒子)来保证粒子不会快速收敛,该方法的有点在于,使用互斥粒子,粒子间的相互作用仅在粒子充分收敛的情况下才会比较强烈,从而能够很好的维持粒子群群体间的收敛性与多样性的平衡,使得算法搜索效率更高。

2003 年, X.Li 和 K.H.Dam<sup>[23]</sup>则采用了一种具有“网格”结构的粒子群策略,该策略能够有效地减少粒子在当前最优位置对其搜索方向的压力,从而维持了群体的多样性。次年, S.Janson 和 M.Middendorf<sup>[24]</sup>也采用了相类似的思想,提出了一种树形结构的粒子群优化算法。该算法将每一个粒子映射到一棵树上,树的层和每层的节点数都由自己定义,越靠近上层的节点的适应度越大,每一个粒子的速度和位置更新仅和其上层节点即父亲节点有关。通过这种特殊的树结构的构建,可以有效的维持群体粒子的多样性。

2006 年, T.M.Blackwell<sup>[25]</sup>等人又将上述几个方法与多群体策略结合,提出了多群体粒子群算法和多群体量子粒子群算法。在该算法中,通过将一个粒子群分成多个子群体,并由每一个子群体对其解空间中潜在的最优解位置进行搜索。由于其搜索具有较强的针对性,所以这种方法能够在环境变化后很快的找到新最优解所在的区域,从而大大提高了搜索效率。

2007 年, X.Hu 和 R.C.Eberhart<sup>[26]</sup>也在如何保持群体多样性问题上进行了研究,他们提出了采用重新初始化粒子的方法来维持群体的多样性。该算法在检测到环境发生变化时,就从群体中随机选择一部分粒子对其位置进行重新初始化,使其扩大了个体的搜索范围,从而增加算法对于新环境的探索能力,维持了群体的多样性。这种方式虽然能够比较有效地提高群体的多样性,但是算法的收敛速度却也受到了影响,另外根据环境的变化也很难确定重新初始化粒子的比例。

2008 年, 王洪峰<sup>[27]</sup>借用孤岛模型的思想,将粒子群分为三个分别带有探索、开发和记忆的岛屿,而岛屿之间则间隔一定的时间交流一次。该算法提出了一种带有记忆的三岛粒子群算法,通过移动峰函数的实验测试,发现该算法用于求解动态优化问题具有良好的性能。

同年, W.L.Du 等<sup>[28]</sup>提出多策略集成粒子群算法,该算法将群体按比例分成了两部分,其中一部分粒子主要负责局部搜索,而另一部分粒子则负责外围的巡

逻辑。两部分粒子之间则通过共享群体最优解和一个差分算子来建立联系，通过这样的策略来实现收敛性与多样性的良好平衡。

#### 1.2.4 基于其他进化类算法的动态优化方法研究现状

Michael Kirley<sup>[29]</sup>借鉴了生态进化中群体之间的空间相互作用对进化的影响，在元胞自动机模型中，采用在局部群体区域引入灾难的方式，研究了局部进化群体对整个进化群体的影响；同时，将改进的算法运用在三种动态模型中，并分析比较了引入灾难方式的算法与其它传统算法的性能差别。但比较遗憾的是，他并没有针对动态环境中如何引入灾难以及如何改变灾难的参数做细致的研究。

Grefenstette<sup>[30]</sup>构建了一个虚拟的动态景观，并分别在渐变环境、突变环境两种动态环境中，展示了动态景观对移动适应度的良好追踪能力。该算法通过在每一代中，将随机产生的个体都部分地替代了种群的原有个体的方式，来保持种群多样性，使得方法取得很好的求解效果。

K.De Jong<sup>[31]</sup>通过运用神经网络和系统自我学习的知识，设计了一个可以随时间变化而自适应变化的系统。该系统在突变、振荡、快速振荡三种变化环境下，研究其进化能力，发现算法在振荡环境下，对环境改变的求解反应速度最快。另外该算法对保持种群多样性的作用也做了较深入的探讨。

R.Mendes<sup>[32]</sup>将差分进化算法(Differential Evolution)引入了动态优化问题，提出了 DynDE 算法。该算法是在原有的差分进化算法基础上，加入了多群体策略和排斥策略，其中，排斥策略可以自适应地修改差分进化算法中个体位置的更新向量。这样，通过自适应调节更新向量参数就使得每个子群体中的个体能够对决策空间中存在的潜在最优解位置进行跟踪。

S.X.Yang<sup>[33]</sup>将 PBIL 算法与记忆策略思想结合，提出了 MPBIL 动态优化算法。该算法的主要思想是通过使用显式的记忆存储结构，将过去训练好的概率向量和部分历史信息进行保存。当环境变化后，首先通过一种机制将当前环境与历史环境进行比较，从历史环境中找到最为相似的一个，而后直接利用其所对应的概率向量来对种群进行优化。这样能够有效的解决在环境变化后，因对概率向量进行初始化而造成的搜索效率降低的问题，从而大大的提高了算法的搜索效率。



Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to [etd@xmu.edu.cn](mailto:etd@xmu.edu.cn) for delivery details.

厦门大学博硕士论文摘要库